ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2017, № 3-4

УДК 004.93

Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров
Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара, Украина
ул. Научная, 13, г. Днепр, 49050

ПОВЫШЕНИЕ КОНТРАСТА ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ И СИНГУЛЯРНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ

L.G. Akhmetshina, A.A. Yegorov
The Dnieper National University named by Oles Hochar, Ukraine
13, Nauchnaja st., Dniepr, 49050

COLOR IMAGE CONTRAST ENHANCEMENT BASED ON THE FUZZY CLUSTERING AND THE SINGULAR VALUES DECOMPOSITION

Работа посвящена описанию метода адаптивного повышения контраста цветных изображений на основе применения сингулярного разложения к результатам нечеткой кластеризации в композиции с исходными данными. Предложенный метод позволяет обеспечить сохранение исходной цветопередачи снимков. Формирование конечного результата производится на основе автоматизации анализа и отбора наиболее значимых составляющих матрицы левых сингулярных векторов. Представлены алгоритм и результаты экспериментальных исследований на примере числовой модели и реального дерматоскопического медицинского изображения.

Ключевые слова: изображение, контрастность, нечеткая кластеризация, сингулярное разложение.

The work is devoted to the description of the method of color images adaptive contrast enhancement, based on the application of singular decomposition to the results of fuzzy clustering in a composition with initial data. The proposed method allows to ensure the preservation of the initial color reproduction of the images. Formation of the final result is made is based on the automation of analysis and selection of the most significant components of the left singular vectors matrix. The algorithm and results of experimental researches are shown on the example of a numerical model and the real dermatoscopic medical image.

Keywords: image processing, contrast, fuzzy clustering, singular decomposition.

Введение

Необходимость повышения качества цветных изображений, в частности, их контраста, возникает во многих практических задачах, например, в медицине, спутниковом мониторинге земной поверхности, металлографии и пр. Наиболее сложной проблемой являются случаи, когда исходное изображение содержит участки с различным диапазоном яркостей (контрастные и низкоконтрастные), а области интереса (аномалии) несущественно отличаются от фона или шума. Кроме того, априори неизвестно наличие и месторасположение аномалий, которые могут находится в различных областях цветовой палитры, причем цветовая составляющая может быть определяющей при диагностике/анализе. В таком случае, сохранение исходного цветового соотношения является принципиально важным. Множество существующих методов повышения контраста направлены на решение частных задач [1], их применение обычно приводит к искажению исходного распределения яркостей и, как следствие, цветопередачи, поэтому разработка новых (модификация существующих) методов повышения контраста с сохранением цветопередачи остается актуальной задачей.

В настоящее время одним из эффективных подходов для повышения качества изображений является их обработка в пространстве нечетких функций

принадлежности [2]. В работе [3] процедура перехода в нечеткое пространство (фаззификация) осуществляется на основе метода нечеткой кластеризации. В таком случае, получаемый результат, с одной стороны, существенным образом зависит от применяемого метода кластеризации, а с другой, многомерность используемой нечеткой функции принадлежности, отсутствие универсального метода определения значимости отдельных кластеров и неоднозначность выполнения процедуры дефаззификации, а, соответственно, и визуализации [4] являются ключевыми проблемами, решение которых определяет информативность конечного результата.

Постановка проблемы

В работе [5] был предложен алгоритм дефаззификации с использованием ортогонализации методом сингулярного разложения. Процедура ортогонализации позволяет разделить информацию, что, с принципиальной точки зрения, открывает дополнительные возможности повышения чувствительности при обработке изображений, устранять избыточность и повышать информативность исходных данных за счет приведения вещественной матрицы к каноническому виду, отражающему ее геометрическую структуру [6].

Суть алгоритма заключалась в том, что после осуществления сингулярного разложения для полученной нечеткой функции принадлежности производилась автоматическая оценка информативности столбцов матрицы левых сингулярных векторов на основе матрицы правых сингулярных векторов. В работе [5] за счет слияния результатов локальных (для окон преобразования) и глобальных сингулярных разложений было достигнуто повышение чувствительности сегментации полутоновых изображений. Однако, непосредственное применение этого подхода к визуализации результатов кластеризации цветных снимков приводило к нарушению цветового баланса.

В данной работе предложен адаптивный метод повышения контраста цветных изображений на основе слияния глобального и оконного сингулярных разложений цветного изображения, полученных в результате нечеткой кластеризации, с автоматическим отбором наиболее значимых столбцов матрицы левых сингулярных векторов и композицией с исходным изображением, который позволяет сохранить цветовой баланс.

Изложение основного материала

Предложенный алгоритм повышения контраста цветных изображений состоит из следующих шагов:

1. Выполняется нечеткая кластеризация исходного цветного изображения I размерности $dy \times dx \times di$ (dy и dx – размерность снимка по вертикали и горизонтали, соответственно, di – количество цветовых/спектральных компонент) в результате чего формируется нечеткая функция принадлежности U размерности $n \times c$ ($n = dy \cdot dx$, c – количество нечетких кластеров). Производимое на этом шагу расширение пространства входных признаков позволяет учитывать дополнительную информацию при сегментации.
2. Формируется матрица I^1 с размерностью $n \times (di + c)$, содержащая матрицы I и U.
3. Для матрицы I^1 выполняются следующие действия:

а) Осуществляется сингулярное разложение [6], в результате чего формируются матрицы I_s^1, V_s (левые и правые сингулярные вектора, соответственно), S_s (собственные числа):

$$I^1 = I_s^1 \cdot S_s \cdot (V_s)^T. \quad (1)$$

При этом размерность у матриц I^1 и I_s^1 совпадает, а для матриц S_s и V_s − имеет значение $(di+c)\times(di+c)$ (используется экономное представление сингулярного разложения). Преобразование (1) обеспечивает переход к новому пространству информативных признаков.

б) Все столбцы I_s^1 масштабируются на отрезок [0,1] и интерпретируются как матрица размерности $dy \times dx \times (di+c)$.

в) На основе матрицы V_s вычисляется вектор коэффициентов C по следующей формуле [4]:

$$C_i = \left(\left|\sum_{j=1}^{di+c}(V_s)_{i,j}\right| + \left|\sum_{j=1}^{di+c}(V_s)_{j,i}\right|\right)/2, i \in [1, di+c]. \quad (2)$$

г) Вектор коэффициентов C упорядочивается по убыванию, а его элементы нормируется так, чтобы их сумма была равна 1.

д) Формируется вектор dC, содержащий разности для каждой пары соседних элементов вектора C.

е) Вычисляется значение dC_a по формуле:

$$dC_a = \left(\left(\sum_{j=1}^{di+c-1} dC_j / (di+c-1)\right) + (dC_{\min} + dC_{\max})/2\right)/2, \quad (3)$$

где $dC_{\min}$ и $dC_{\max}$ − минимальный и максимальный элементы вектора dC, соответственно.

ж) На основе значения dC_a при просмотре элементов вектора dC с конца выбирается такой индекс $i_{\max}$, для которого выполняется условие:

$$dC_{i_{\max}} \geq dC_a. \quad (4)$$

з) Элементы вектора dC с индексами от 1 до $i_{\max}+1$ нормируется так, чтобы их сумма была равна 1.

и) Формируется матрица I^2 размерностью $dy \times dx \times di$ по следующим формулам:

$$(I^2)_{y,x,1} = \sum_{i=1}^{i_{\max}+1} (I_s^1)_{y,x,i} \cdot (dC_a)_i, y \in [1, dy], x \in [1, dx], i \notin [2, di], \quad (5)$$

$$(I^2)_{y,x,j} = (I_s^1)_{y,x,j}, y \in [1, dy], x \in [1, dx], j \in [2, di]. \quad (6)$$

к) Для учета влияния последнего столбца матрицы левых сингулярных векторов, который, как показали эксперименты, может содержать информацию об аномальных объектах (участках) на изображении, выполняется следующее преобразование матрицы I^2:

$$\left(I^2\right)_{y,x,1} = \left(I^2\right)_{y,x,1} \cdot \left(1 - K_{end}\right) + \left(I_s^1\right)_{y,x,di+c} \cdot K_{end}, y \in [1, dy], x \in [1, dx], \quad (7)$$

$$K_{end} = \left(dC_2 + dC_{i_{\max+1}} + dC_{di+c}\right)/3. \quad (8)$$

Матрица I^2 интерпретируется как цветное изображение, каждый цветовой канал которого масштабируется на $[0,1]$.

4. Матрица I^1 разбивается на неперекрывающиеся окна заданного размера, и для каждого окна выполняются следующие действия:
   а) применяется сингулярное разложение, в результате чего вычисляются матрицы $\left(I_s^1\right)_{wnd}$, $\left(V_s\right)_{wnd}$, $\left(S_s\right)_{wnd}$:
   $$\left(I^1\right)_{wnd} = \left(I_s^1\right)_{wnd} \cdot \left(S_s\right)_{wnd} \cdot \left(V_s\right)_{wnd}^T. \quad (9)$$
   При этом размерность у $\left(I^1\right)_{wnd}$ и $\left(I_s^1\right)_{wnd}$ совпадает и соответствует $dy_{wnd} \times dx_{wnd} \times (di + c)$, где dy_{wnd} и dx_{wnd} − количество пикселей у текущего окна по вертикали и горизонтали, соответственно. Размерность матриц $\left(S_s\right)_{wnd}$ и $\left(V_s\right)_{wnd}$ имеет значение $(di + c) \times (di + c)$.
   б) Для матрицы $\left(I_s^1\right)_{wnd}$ повторяются все действия из подпунктов б) – к) шага 3.

   В результате слияния матриц оконных преобразований I_{wnd}^3 формируется матрица I^3 размерностью $dy \cdot dx \times di$. Эта матрица также интерпретируется как цветное изображение, каждый цветовой канал которого масштабируется на $[0,1]$. При выполнении шага 4 вычисляется матрица $\overline{dC_{wnd}}$, которая является усреднением всех полученных матриц dC_{wnd}.

5. Формируется матрица I^4 путем слияния матриц, полученных в результате применения «оконного» и «общего» сингулярных разложений, что выполняется для подавления «оконного» эффекта:
   $$I_{y,x,i}^4 = I_{y,x,i}^2 \cdot K + \left(I_{y,x,i}^2\right)^{P_{y,x,i}} \cdot (1 - K), y \in [1, dy], x \in [1, dx], i \in [1, di], \quad (10)$$
   $$P_{y,x,i} = 1 - \left(I_{y,x,i}^2\right) \cdot K_{img} + \left(I_{y,x,i}^3\right) \cdot K_{wnd}, y \in [1, dy], x \in [1, dx], i \in [1, di], \quad (11)$$
   причем коэффициенты K_{img} и K_{wnd} (для каждого окна преобразования) вычисляются по одной и той же методике, но с использованием разных векторов dC (для вычисления K_{img} используется вектор dC, полученный при формировании матрицы I^2, а для K_{wnd} − вектора dC текущего оконного преобразования) согласно следующих формул:
   $$K_{wnd\,/\,img} = \left(K_c\right)^{1 - \left(K_c\right)^{K_m \cdot K_c}}, \quad (12)$$
   $$K_m = \min\left(K_s, \left|1 - K_s\right|\right)^{\left|1 - K_s\right| \cdot \left(1 + \left(dC_1\right)^{K_c}\right)}, \quad (13)$$
   $$K_c = \frac{K_s}{i_{\max}} \cdot \frac{\left(dC_1 + dC_{i_{\max}}\right)}{2}, \quad (14)$$

$$K_s = \sum_{j=1}^{i_{\max}} dC_j \,, \tag{15}$$

а коэффициент K рассчитывается так:

$$K = 0.25 + (K_c)_{img} - \overline{K_c} \,, \tag{16}$$

причем $(K_c)_{img}$ вычисляется по формуле (14) на основании вектора dC для матрицы I^2, а $\overline{K_c}$ − среднее значение коэффициентов K_C, полученных по формуле (14) для каждого окна преобразования.

6. Цветовые каналы выходного изображения I^5 формируются путем слияния цветовых каналов матриц I^4 и I^1 по следующим формулам:

$$I^5_{y,x,1} = I^4_{y,x,1} \cdot K_R + I_{y,x,1} \cdot (1 - K_R),\, y \in [1, dy],\, x \in [1, dx], \tag{17}$$

$$K_R = \left(K_R^1\right)^{1 - K_R^1/4}, \tag{18}$$

$$K_R^1 = \left(\overline{dC}_1 + \left(\overline{\sum_{j=di+1}^{i_{\max}}} \overline{dC_j} \right) / \left(\overline{i_{\max}} - di \right) \right) / 2 \tag{19}$$

для красного цветового канала. При этом $\overline{i_{\max}}$ − усредненное (с округлением) значения индекса $i_{\max}$ для оконных преобразований. Для зеленого и синего цветовых каналов формулы преобразования следующие:

$$I^5_{y,x,i} = \left(I^4_{y,x,1} + I^4_{y,x,i}\right) \cdot K_i / 2 + I_{y,x,i} \cdot (1 - K_i),\, y \in [1, dy],\, x \in [1, dx],\, i \in [2, di] \,, \tag{20}$$

$$K_i = \left(\overline{dC_i} + K_R\right) / 2,\, i \in [2, di]. \tag{21}$$

Экспериментальные результаты

Предложенный алгоритм был применен при обработке различных цветных изображений, примером которых являются снимки, представленные на рис. 1, 2.

На рис. 1 а приведено цветное модельное изображение, содержащее на неравномерном фоне 7 визуально неразличимых аномальных объектов (геометрические фигуры). На рис. 1 в − 1 г приведены цветовые каналы этого изображения, анализ которых показывает, что аномалии отчасти видимы только на синем цветовом канале (рис 1 г), но неразличимы на цветном изображении.

На рис. 2 а приведено медицинское изображение, представляющее собой результаты дерматоскопии, проведенной с целью диагностирования меланомы по визуальным признакам, среди которых основными являются наличие бело-синих структур и пятен неправильной формы. На рис. 2 б − 2 г представлены цветовые каналы этого изображения, а на рис. 3 а − 3 в − их гистограммы.

При проведении экспериментов был использован алгоритм нечеткой кластеризации sFCM [6, 7]. При его применении динамическое сжатие и обработка нечеткой функции принадлежности не использовались. Перед применением карты Кохонена число нечетких кластеров увеличивалось в 4 раза, а также осуществлялось упорядочение центроидов на основе матрицы Евклидовых расстояний. Выбор исходного числа нейронов после обучения карты Кохонена осуществлялся на основе максимального соответствия. Количество нечетких кластеров $c = 6$ в обоих случаях. Размер окна при применении предложенного в данной статье метода был выбран 4x4 пикселя.

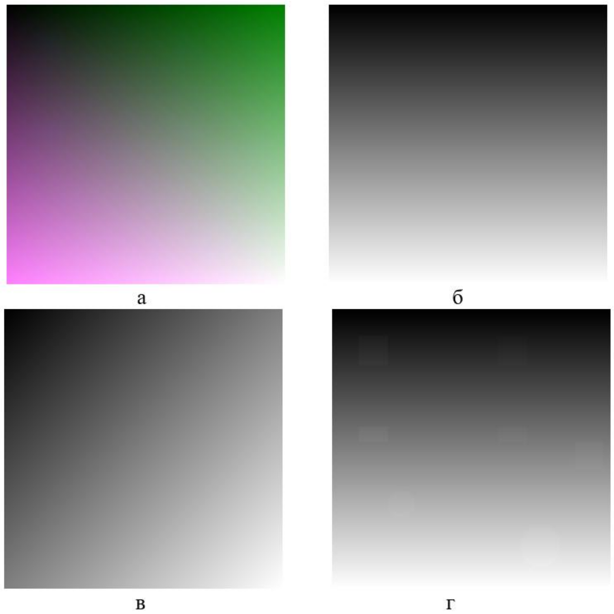


Рис. 1. Модельное цветное изображение (200x200): а – исходный снимок; цветовые каналы: б – красный, в – зеленый, г – синий.

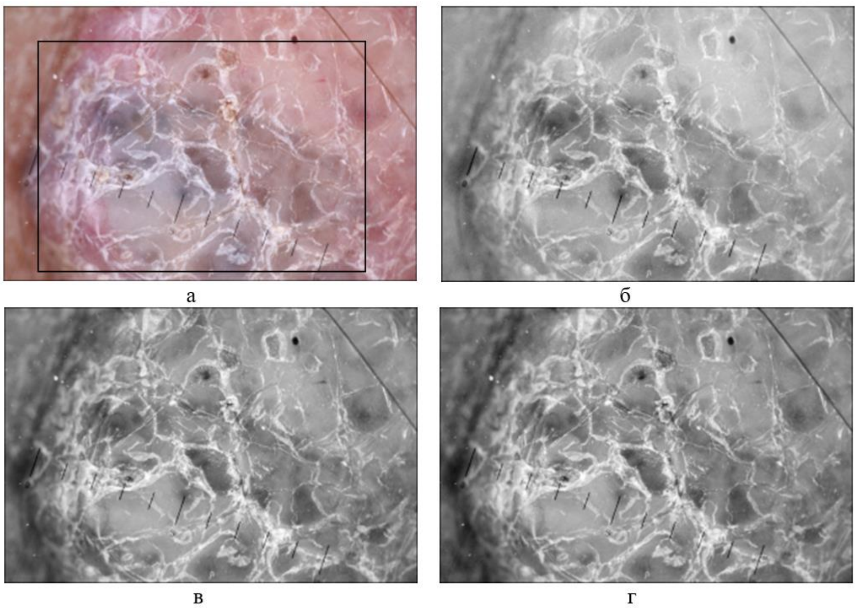


Рис. 2. Цветное медицинское изображение (323x215): а – исходный снимок; цветовые каналы: а – красный, б – зеленый, в – синий

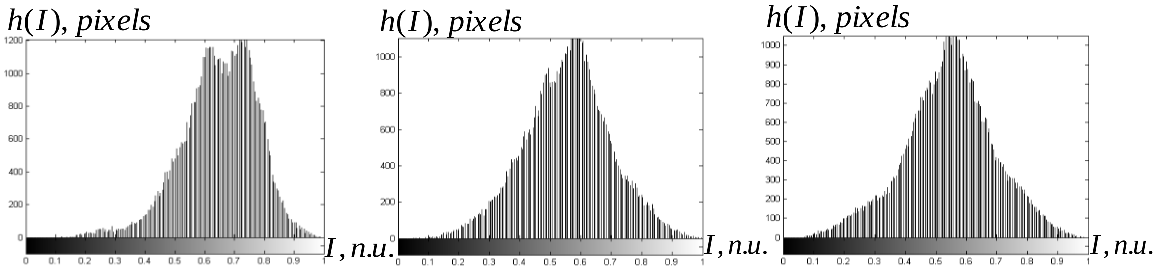


Рис. 3. Гистограммы цветовых каналов изображения рис. 2а: а – красного; б – зеленого; в – синего

На рис. 4 а представлено цветное изображение, полученное после повышения контраста предложенным методом у снимка на рис. 1 а. При сохранении цветового баланса по сравнению с исходным снимком было также достигнуто четкое визуальное выделение 3 скрытых объектов в левой части снимка и визуальную различимость 4 скрытых объектов в правой части. При этом визуализация результатов нечеткой кластеризации на основе сравнения с исходными данными [8] (рис. 4 д − цветное изображение) не позволяет выделить «аномальные» объекты, а также приводит к нарушению цветового баланса.

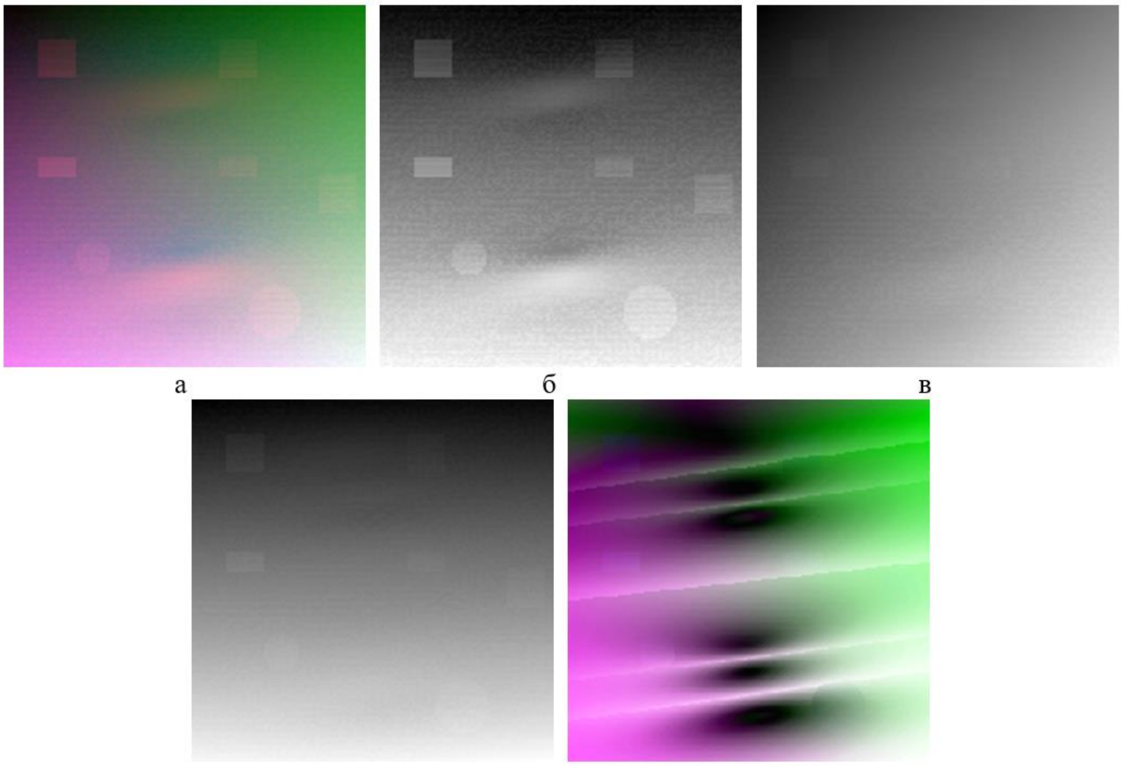

а б в
г д

Рис. 4. Повышение контраста изображения рис. 1а: а − результирующее цветное изображение; его цветовые каналы: б – красный, в – зеленый, г – синий; д − визуализация на основе сравнения с исходными данными (цветное изображение)

Применение предложенного метода к изображению на рис. 2 а (рис. 5 а) обеспечивает повышение контраста в области интереса (обведена прямоугольником), что позволяет диагностировать наличие меланомы на основании присутствия бело-синих структур. При этом сохраняется цветовой баланс, что можно увидеть при сравнении цветовых каналов полученного изображения (рис. 5 б − 5 г) и их гистограмм, приведенных на рис. 6 а − 6 в, с цветовыми каналами (рис. 2 б − 2 г) и их гистограммами (рис. 3 а − 3 в) у исходного снимка. Визуализация результатов нечеткой кластеризации на основе сравнения с исходными данными (рис. 5 г), хоть и позволяет обнаружить наличие бело-синих структур, но приводит к нарушению цветового баланса, что затрудняет визуальное определение области распространения меланомы.

Следует отметить, что при применении предложенного метода с целью уменьшения различимости оконного эффекта следует выбирать небольшой размер окон. Рекомендуемый диапазон: от 3x3 пикселя до 6 x 6 пикселей.

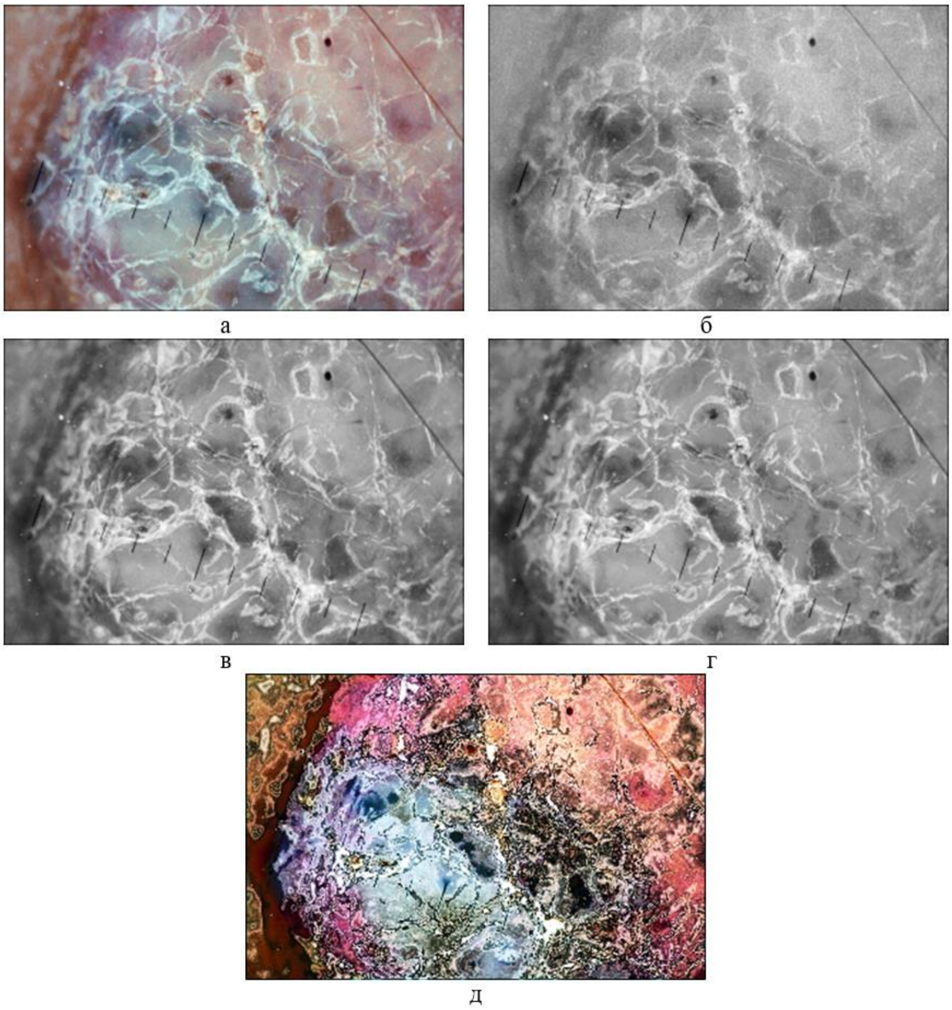


Рис. 5. Повышение контраста изображения рис. 2а: а − результирующее цветное изображение; его цветовые каналы б – красный, в – зеленый, г – синий; д − визуализация на основе сравнения с исходными данными (цветное изображение)

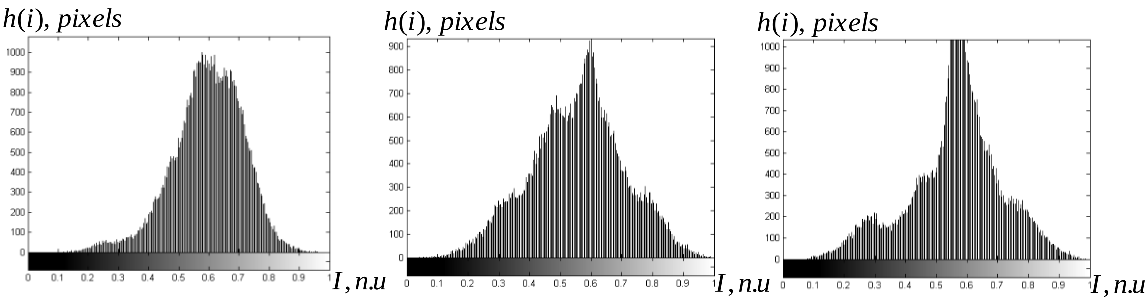


Рис. 6. Гистограммы цветовых каналов изображения рис. 5а: а – красного; б – зеленого; в – синего

Выводы

Предложенный в данной работе адаптивный метод позволяет при визуализации результатов нечеткой кластеризации цветных изображений как добиться повышения контраста (в некоторых случаях также достигается повышение яркости), так и сохранить цветовой баланс по сравнению с исходным снимком. Достоинствами предложенного метода является адаптивность и отсутствие управляющих

параметров. К недостаткам следует отнести недостаточный уровень подавления оконного эффекта, что проявляется при визуальном анализе относительно небольших изображений.

Литература

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; [пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа]. – М.: Техносфера, 2006. – 1070 с.
2. Chaira T. Fuzzy Image Processing and Applications with MATLAB / T. Chaira, AK. Ray. Taylor & Francis Group, LLC, 2009. – 207 p.
3. Ахметшина Л.Г. Сегментация изображений на основе обобщения метода многомерной нечеткой кластеризации / Ахметшина Л.Г., Егоров А.А. // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2004. – № 11. – С. 34-37 .
4. Ахметшина Л.Г. Визуализация результатов нечеткой кластеризации изображений на основе сингулярного разложения / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2015. – № 3 (54). – С. 198 – 202.
5. Ахметшина Л.Г. Адаптивная нечеткая сегментация изображений на основе комбинированного сингулярного разложения / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2016. – № 3(58). – С. 171 – 175.
6. Деммель Дж. Вычислительная линейная алгебра / Дж. Деммель. – М.: Мир, 2001. – 435 с.
7. Ахметшина Л.Г. Сегментация низко контрастных изображений алгоритмом гибридной кластеризации SOM-FCM / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Системні технології. – 2008. – № 2 (55). – С. 34–40.
8. Егоров А.А. Повышение быстродействия метода гибридной нечеткой кластеризации за счет динамического сжатия размерности карты Кохонена / А.А. Егоров // Искусственный интеллект. – 2011. – № 4. – С. 489–497.
9. Егоров А.А. Визуализация результатов нечеткой кластеризации цветных изображений на основе метода сравнения с исходными данными / А.А. Егоров // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2009. – № 2 (35). – С. 195 – 199.

Literatura

1. Gonsales R. Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy / R. Gonsales, R. Vuds; [per. c angl. pod red. P.A. Chochia]. – M.: Tehnosfera, 2006. – 1070 s.
2. Chaira T. Fuzzy Image Processing and Applications with MATLAB / T. Chaira, AK. Ray. Taylor & Francis Group, LLC, 2009. – 207 p.
3. Ahmetshina L.G. Segmentaciya izobrajenii na osnove obobsheniya metoda mnogomernoi nechetkoi klasterizacii / Ahmetshina L.G., Egorov A.A. // Naykovii visnik Nacionalnogo girnichogo yniversitety. - 2004. – № 11. - S. 34-37 .
4. Ahmetshina L.G. Vizyalizaciya rezyltatov nechetkoi klasterizacii izobrajenii na osnove singylyarnogo razlojeniya / L.G. Ahmetshina, A.A. Egorov // Vestnik Hersonskogo nacionalnogo tehnicheskogo yniversiteta. - 2015. – № 3 (54). – S. 198 - 202.
5. Ahmetshina L.G. Adaptivnaya nechetkaya segmentaciya izobrajenii na osnove kombinirovannogo singylyarnogo razlojeniya / L.G. Ahmetshina, A.A. Egorov // Vestnik Hersonskogo nacionalnogo tehnicheskogo yniversiteta. - 2016. - № 3(58). - S. 171 - 175.
6. Demmel Dj. Vichislitelnaya lineinaya algebra / Dj. Demmel. - M.: Mir, 2001. - 435 s.
7. Ahmetshina L.G. Segmentaciya nizko kontrastnih izobrajenii algoritmom gibridnoi klasterizacii SOM-FCM / L.G. Ahmetshina, A.A. Egorov // Sistemni tehnologiï. - 2008. – № 2 (55). – S. 34-40.
8. Egorov A.A. Povishenie bistrodeistviya metoda gibridnoi nechetkoi klasterizacii za schet dinamicheskogo sjatiya razmernosti karti Kohonena / A.A. Egorov // Iskysstvennii intellekt. - 2011. - № 4. - S. 489-497.
9. Egorov A.A. Vizyalizaciya rezyltatov nechetkoi klasterizacii cvetnih izobrajenii na osnove metoda sravneniya s ishodnimi dannimi / A.A. Egorov // Vestnik Hersonskogo nacionalnogo tehnicheskogo yniversiteta. - 2009. - № 2 (35). - S. 195-199.

RESUME

L.G. Achmetshina, A.A. Yegorov

Color image contrast enhancement based on the fuzzy clustering and the singular values decomposition

The article is devoted to the description and experimental researches of the abilities of the method of color images adaptive contrast enhancement based on the application of

singular decomposition to the results of fuzzy clustering in a composition with initial data. The proposed method allows to ensure the preservation of the initial color reproduction of the images. Formation of the final result is made on the basis of automation of analysis and selection of the most significant components of the left singular vectors matrix. The algorithm uses a combination of global and window singular color image decompositions, obtained as a result of fuzzy clustering, with automatic selection of the most significant columns of the left singular vectors matrix and a composition with the original image, thus preserving the color balance.

The proposed algorithm consists of the following steps: fuzzy clustering by sFCM; transition to a new space of informative features on the basis of the singular matrix decomposition, including the brightness values of the color / spectral components of the original image and the fuzzy membership function; automatic selection of the most significant columns of the left singular vectors matrix based on the coefficients, which are calculated using the matrix of right singular vectors (this made for whole matrix (global transformations) and for nonoverlapping windows of this matrix (window transformations)); forming resulting matrix by the merging the processing results for global and window transformation; forming of a color output image based on the weighted sum of the matrix calculated on the previous step and initial image.

The results of experimental researches of the proposed algorithm abilities are shown on the example of a numerical model and a real dermatoscopic medical image. These results demonstrate the effectiveness of this approach.

Надійшла до редакції 19.10.2017